ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 3, Nomor 1, Tahun 2014, Halaman 91-100
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

IDENTIFIKASI *BREAKPOINT* DAN PEMODELAN *AUTOREGRESSIVE STRUCTURAL CHANGE* PADA DATA RUNTUN WAKTU
(Studi Kasus Indeks Harga Konsumen Umum Kota Semarang Tahun 1994 – 2010)

Mamuroh[1], Sudarno[2*)], Hasbi Yasin[2]
[1]Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP
[2]Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

ABSTRAK

Perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indikator ekonomi makro yang cukup penting untuk memberikan gambaran tentang laju inflasi suatu daerah/wilayah serta pola konsumsi masyarakat. IHK Umum Kota Semarang dalam kurun waktu tahun 1994-2010 terlihat mengalami kenaikan terus menerus. Plot data menunjukkan IHK bergerak naik perlahan sebelum bulan Januari 1998 dan setelahnya IHK meningkat secara curam. Untuk mengetahui apakah dalam kurun waktu tersebut terdapat perubahan struktur pola data dan untuk mengetahui titik-titik patah (*breakpoints* / titik perubahan struktur) yang terjadi pada IHK maka perlu dilakukan uji perubahan struktur, hal ini dilakukan dengan pendekatan *autoregressive structural change*. Hasil penelitian menunjukkan terjadi perubahan struktur dengan titik patah pada t=47 yaitu Januari 1998 bertepatan dengan krisis moneter 1998 dan t=79 yaitu September 2000 bertepatan dengan kenaikan tarif angkutan per 1 September 2000, sehingga data memiliki 3 segmen model. Metode ini sesuai untuk mengidentifikasi titik-titik patah IHK serta dapat digunakan untuk memodelkan IHK Umum Kota Semarang tahun 1994-2010.

Kata kunci : *Indeks Harga Konsumen Umum Kota Semarang, titik patah, perubahan stuktur, breakpoint, autoregressive structural change.*

1. PENDAHULUAN
1.1 Latar Belakang

Pada data finansial seringkali ditemukan adanya kasus perubahan struktur (*structural change*), yaitu adanya perubahan pola data dalam kurun waktu tertentu. Menurut Widarjono (2007) uji perubahan struktur dikenalkan oleh Chow (1960), yaitu menggunakan statistik uji F. Pendeteksian perubahan struktur dapat dilakukan dengan penggunaan program R melalui paket *library strucchange* dengan menggunakan nilai supremum dari statistik F (sup$F$). Melalui paket *library* R tersebut dapat dideteksi banyaknya *break* dengan kriteria *Bayes Information Criteria* (BIC), serta mendeteksi waktu terjadinya *break* (Zeileis et al, 2002).

Penelitian ini dilakukan untuk mengkaji perubahan struktur pada suatu deret waktu, yaitu pada data Indeks Harga Konsumen (IHK) Umum Kota Semarang mulai Januari 1994 sampai dengan Desember 2010. Pertama adalah tentang cara mendeteksi perubahan struktur, yaitu meliputi pengujian perubahan struktur, identifikasi jumlah *break* dan waktu *break* yang sesuai pada suatu deret waktu. Kedua adalah pemodelan data IHK Umum Kota Semarang dengan pendekatan *Autoregressive Structural Change*.

1.2 TujuanPenulisan

Tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini adalah:

1. Mengkaji prosedur pendeteksian perubahan struktur pada data runtun waktu melalui pendekatan model *Autoregressive*.
2. Mengidentifikasi *breakpoint* pada data IHK Umum Kota Semarang tahun 1994-2010.
3. Menjelaskan kejadian ekonomi yang berlangsung pada saat terjadinya perubahan struktur.
4. Memperoleh model data IHK Umum Kota Semarang menggunakan *Autoregressive Structural Change.*

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Indeks Harga Konsumen

IHK adalah angka yang mencerminkan perbandingan rata-rata harga barang/jasa pada tingkat konsumen pada suatu periode dengan periode sebelumnya yang sudah ditentukan (periode dasar), di mana turut diperhitungkan pula peranan dari setiap barang/jasa dari paket komoditas sesuai dengan pola konsumsi masyarakat (Bappeda dan BPS Kota Semarang, 2011).

2.2 Stasioneritas

Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan ragam dari fluktuasi tersebut. Salah satu pengujian stasioner yakni uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Misalkan proses *autoregressive* pada tingkat p yaitu:

$$\Delta X_t = \varphi_0 + \varphi^* X_{t-1} + \sum_i^{p-1} \varphi_i \, \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t . \tag{1}$$

Dengan $\varphi^* = \varphi_1 - 1$, ΔX_t adalah selisih antara X_{t-1} dan X_t dan φ_0 merupakan konstanta, hipotesis pengujiannya yakni H_0: $\varphi^* = 0$ (runtun waktu tidak stasioner) versus H_1: $\varphi^* < 0$ (runtun waktu stasioner). Statistik uji ADF yakni:

$$t_1{}^* = \hat{\varphi}^* / S_{\hat{\varphi}^*} \tag{2}$$

Dimana $\hat{\varphi}^*$ adalah estimator OLS dari φ^* dan $S\hat{\varphi}^*$ adalah standar residual yang diestimasi dari $\hat{\varphi}^*$. Jika $t_1{}^* < T^*{}_{T;\alpha}$ nilai distribusi statistik *Mackinnon* pada tingkat signifikan α atau jika P*value* lebih kecil dari taraf signifikansi α, maka menolak H_0 sehingga X_t adalah stasioner, dengan $t_1{}^*$ sebagai statistik *Augmented Dickey-Fuller* (Wei, 2006).

2.3 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Menurut Wei (2006) besarnya korelasi antara data yang berurutan dalam runtun waktu disebut fungsi autokorelasi (FAK) atau disebut pula *autocorrelation function* (ACF) yang merupakan perbandingan antara kovarian dan pada kelambanan lag k dengan variansinya, sedangkan fungsi autokorelasi parsial (FAKP) atau disebut pula *partial autocorrelation function* (PACF) merupakan keeratan hubungan antara X_t dan X_{t+k} dengan menganggap ketergantungan linier antara $X_{t+1}, X_{t+2}, \ldots, X_{t+k-1}$ dihilangkan.

2.4 Model *Autoregressive*

Menurut Soejoeti (1987) bentuk umum suatu proses *autoregressive* tingkat p (AR(p)) adalah:

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \tag{3}$$

yakni, nilai sekarang suatu proses dinyatakan sebagai jumlah tertimbang nilai-nilai yang lalu ditambah satu sesatan (goncangan random) sekarang.

2.5 Model *Moving Average*

Menurut Soejoeti (1987) model *Moving Average* tingkat q, atau proses MA(q), didefinisikan sebagai:

$$X_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{4}$$

2.6 Model Campuran

Berdasarkan Soejoeti (1987) proses ARMA (p,q) jika ditulis dalam persamaan adalah sebagai berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{5}$$

Suatu runtun waktu yang dihasilkan oleh proses ARIMA (p,d,q) untuk d = 1 dapat dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut:

$$X_t = (1+\phi_1)X_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)X_{t-2} + \cdots + (\phi_p - \phi_{p-1})X_{t-p} - \phi_p X_{t-p-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} . \tag{6}$$

2.7 Uji Signifikansi Parameter ϕ_i dan θ_i

Hipotesis nol : $\phi_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model).

$\theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model).

Hipotesis alternatif: $\phi_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model).

$\theta_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model).

Statistik uji yakni: $t^*_{\text{hitung}} = \dfrac{\hat{\phi}}{se(\hat{\phi})}$ atau $t^*_{\text{hitung}} = \dfrac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}$ (7)

Jika $|\, t^*_{\text{hitung}} \,| > t^*_{(\alpha/2;n-1)}$ atau P*value* < taraf signifikansi α maka menolak hipotesis nol (Wei, 2006).

2.8 Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Menurut Widarjono (2007) suatu model dikatakan baik apabila uji independensi antar lag terpenuhi, parameter-parameternya signifikan, mengikuti prinsip *parsimony* (memiliki parameter sedikit mungkin), dan mempunyai AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil, berikut adalah rumusnya:

$$\text{AIC} = \left[\frac{RSS}{T}\right] \times \exp\left(\frac{2s}{T}\right) \quad (8)$$

Dimana RSS adalah *residual sum of squares*, *exp* adalah fungsi eksponensial dan s adalah jumlah parameter estimasi.

2.9 Pengujian *Breakpoint*

Berdasarkan Zeileis (2003) model regresi linier dengan sebuah *breakpoint*, satu kali perubahan struktur dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \begin{cases} X_t\beta_A + \varepsilon_t\,; & t = 1, \dots, \tau \\ X_t\beta_B + \varepsilon_t; & t = \tau + 1, \dots, T \end{cases} \quad (9)$$

Persamaan tersebut dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_t = X_t\beta_A + X_t\delta I_t. \quad (10)$$

dimana $I_t = 0$ jika t$\leq$ τ dan $I_t = 1$ jika t> τ ,

serta $\delta = \beta_A - \beta_B$.

β_A : parameter model regresi sebelum terjadinya perubahan struktur

β_B : parameter model regresi setelah terjadinya perubahan struktur

t : urutan data pengamatan t=1,2,3,..., T

τ : *t* pada saat terjadinya perubahan struktur dengan asumsi satu kali perubahan.

Jika X_t terdiri dari lag variabel dependen dari data runtun waktu maka persamaan tersebut adalah model *autoregressive* perubahan struktur. Jika variabel dependen Y_t adalah X_t merupalan data pengamatan model *autoregressive* AR(p) dengan p=1 dan tanpa intersep, formula tersebut dapat ditulis sebagai berikut (Tai dan Chong, 2001):

$$X_t = \begin{cases} \beta_A X_{t-1} + \varepsilon_t, & t \leq \tau \\ \beta_B X_{t-1} + \varepsilon_t, & t > \tau. \end{cases}$$

Atau dapat dituliskan sebagai berikut:

$$X_t = \begin{cases} \beta_1 X_{t-1} + \varepsilon_t, & t \leq \tau \\ (\beta_1 + \delta_1) X_{t-1} + \varepsilon_t, & t > \tau. \end{cases}$$

Dengan hipotesis H_0: $\delta_i = 0$ (tidak ada perubahan struktur) versus H_1: minimal ada satu $\delta_i \neq 0$ dengan *i*=0,1,...,p (ada perubahan struktur). Statistik uji *F* untuk waktu terjadinya *breakpoint* τ diketahui dan m=1, diformulasikan oleh Chow (1960) dengan rumusan sebagai berikut:

$$F = \frac{(RSS_c - (RSS_1 + RSS_2))/s}{(RSS_1 + RSS_2)/(T - 2s)} \quad (11)$$

RSS_c : jumlah kuadrat residual model regresi dengan keseluruhan data (*T*)

RSS_1 : jumlah kuadrat residual model regresi sebelum terjadinya break

RSS_2 : jumlah kuadrat residual model regresi setelah terjadinya break

s : banyaknya parameter yang diestimasi

Jika statistik uji *F* Chow lebih besar dari nilai F tabel dengan derajat bebas (*s,T-2s)* atau nilai P*value* kurang dari tingkat signifikansi α maka menolak H_0 (Gujarati, 2004).

Statistik uji *F* Chow dapat dikembangkan untuk mendeteksi keberadaan kejadian *break* τ pada beberapa titik waktu dalam interval waktu τ_0 hingga τ_1 yakni dengan menggunakan supremum dari nilai statistik F yang seringkali disebut dengan *Quandt Likelihood Ratio* (QLR) atau sup$Wald$ atau statistik sup$F$ (Stock dan Watson, 2003) .

$$\text{Sup}F = \sup\{F(\tau_0), F(\tau_0+1), \dots, F(\tau_1)\}. \tag{12}$$

Untuk sampel ukuran besar tidak perlu menggunakan semua titik pengamatan dari awal hingga akhir, akan tetapi cukup mengambil *trimming* subset dari sampel, yakni τ_0=Th dengan h adalah parameter *bandwith* yang dapat dipilih sendiri oleh peneliti , $h \in (0,1)$, dan $\tau_0 \geq s$. *Trimming* yang paling sering digunakan yaitu sebesar 15% *trimming*, yang berarti $\tau_0 = 0{,}15T$ dan τ_1 =0,85T. Dengan 15% *trimming*, statistik F dikomputasikan untuk break point pada rentang sentral 70% dari total sampel (Stock dan Watson, 2003).

2.10 Estimasi Jumlah *Break* pada Perubahan Struktur

Zeileis (2003) menjelaskan penentuan jumlah *break* dalam penelitian ini dilihat dari nilai Bayesian Information Criterion (BIC), yaitu memilih model dengan BIC minimum. Estimasi jumlah *break* adalah $\hat{m}$, yaitu :

$$\hat{m} = \arg\min\,(BIC^1, BIC^2, \dots, BIC^m) \tag{13}$$

Adapun rumus dari BIC adalah :

$$BIC^m = log(\hat{\sigma}_m^2) + [(m+1)s + m]\,\frac{log\,(T)}{T} \tag{14}$$

dengan T adalah banyaknya observasi dan s adalah jumlah parameter yang diestimasi mengalami perubahan.

2.11 Estimasi Waktu *Break* pada Perubahan Struktur

Jika terdapat m titik patah $(T_1, \dots, T_m)$, maka taksiran *breakpoints* $(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m)$ dapat diperoleh dari :

$$(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) = \arg\min_{(T_1,\dots,T_m)} RSS(T_1, \dots, T_m) \tag{15}$$

pada semua partisi $(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m)$ dengan $T_j - T_{j-1} \geq \tau_0 \geq 0$, sedangkan RSS$(T_1, \dots, T_m)$ diperoleh dari :

$$RSS(T_1, \dots, T_m) = \sum_{j=1}^{m+1} rss(T_{j-1}+1,\ T_j). \tag{16}$$

$rss(T_{j-1}+1,\ T_j)$ adalah minimal jumlah kuadrat residual pada segmen ke-j, $T_j = (T_1, \dots, T_m)$ adalah waktu terjadi perubahan struktur, sedangkan $T_{m+1} = T$ adalah banyaknya data atau data terakhir dari segmen terakhir (Zeileis et al, 2003).

2.12 Pemeriksaan Diagnostik

2.12.1 Uji *White Noise* Residual

White noise adalah barisan variabel acak $\varepsilon_t, \varepsilon_{t+1}, \dots, \varepsilon_{t+k}$ dimana masing-masing tidak berkorelasi dan $\varepsilon_t \sim N(o, \sigma_t{}^2)$. Untuk mengetahui apakah residual *white noise* dapat menggunakan uji *Ljung-Box* , dengan H_0 yakni $\hat{\rho}_{\hat{\varepsilon}} = 0$ (tidak ada korelasi residual antar lag) versus H_1yakni paling sedikit ada satu $\hat{\rho}_{\hat{\varepsilon_t}} \neq 0$ dengan t = 1,2,...,p (ada korelasi residual antar lag). Statistika uji *Ljung-Box* adalah sebagai berikut:

$$Q = T(T+2)\sum_{k=1}^{l}(T-k)^{-1}\hat{\rho}_k{}^2 \tag{17}$$

Dimana statistik Q berdistribusi x^2 derajat bebas (l-s) dengan l adalah lag maksimum yang dilakukan dan s adalah jumlah parameter yang diestimasi. Kriteria uji yakni menerima H_0 jika $Q < \chi^2_{(\alpha, l-s)}$ atau P*value* > α = 5% = 0,05 (Wei, 2006).

2.12.2 Uji Residual Berdistribusi Normal

Uji normalitas yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah *Jarque Berra* (JB *test*) dengan H_0 yakni residual data berdistribusi normal versus H_1 yakni residual data tidak berdistribusi normal. Statistik uji *Jarque Berra* (JB) memiliki formula sebagai berikut:

$$JB = T\left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24}\right] \tag{18}$$

Dimana S adalah *skewness*, K adalah kurtosis, dan T adalah jumlah data pengamatan. Jika nilai *Jarque Bera* (JB) lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha,2)}$ atau jika P*value* dari *Jarque Bera* lebih kecil dari tingkat signifikansi α maka menolak H_0 (Rosadi,2011).

2.13 Deteksi *Outlier*

Jika terdapat asumsi normalitas tidak terpenuhi, maka perlu diperhatikan apakah terdapat residual yang *outlier* atau tidak. Untuk melakukan pengujian apakah pada data tersebut terdapat data yang *outlier*, dapat dilakukan dengan menggunakan sebaran tengah (deviasi kuartil) dengan cara sebagai berikut:

a. Tentukan nilai kuartil atas (Q_a), kuartil bawah (Q_b), dan hitung besarnya $d_q = Q_a - Q_b$
b. Tentukan batas bawah pencilan BBP = Q_b-(1,5) d_q.
c. Tentukan batas atas pencilan BAP = Q_a+(1,5) d_q.
d. Untuk mendeteksi pencilan dilakukan dengan membandingkan nilai data. Jika data pengamatan lebih kecil dari BBP atau lebih besar dari BAP maka pengamatan tersebut adalah *outlier* (Sungkawa, 2009).

Jika ditemukan *outlier* pada residual model, maka *outlier* tersebut dapat diikutsertakan ke dalam model. Untuk mengatasi *outlier* dapat dilakukan persamaan *outlier free series* sebagai berikut:

$$x_i(t)=\begin{cases}1, & t\text{=terjadi outlier}\\ 0, & t\text{=yang lainnya.}\end{cases}$$

Persamaan tersebut termasuk pada model *additive outlier*. Dengan adanya deteksi *outlier* maka persamaan *autoregressive* menjadi:

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_p X_{t-p} + \lambda_i x_i(t) + \varepsilon_t \qquad (19)$$

dengan i = 1,2,... sampai mendapatkan residual yang memenuhi asumsi, yaitu menyertakan *outlier* yang signifikan terhadap model dan telah memenuhi uji normalitas (Mauludiyanto, 2009).

3. METODOLOGI

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder tentang IHK Umum Kota Semarang sejak tahun 1994 sampai dengan tahun 2010. Pengolahan data dilakukan dengan komputasi *software* R *package*, dengan beberapa *library* yang digunakan, diantaranya adalah *strucchange*, *tseries*, dan *forecast*.

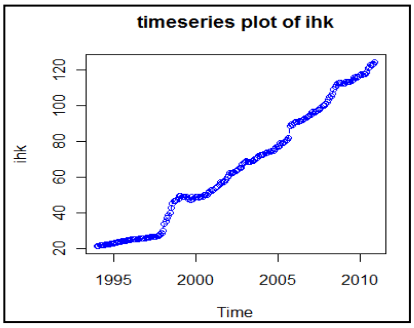
3.2 Metode Analisis

1) Membuat model ARIMA (p,d,q) pada data yang telah stasioner dan menentukan model terbaik.
2) Melakukan uji deteksi perubahan struktur dengan menggunakan statistik uji sup$F$. Jika ada perubahan struktur maka selanjutnya no.3), jika tidak ada maka selanjutnya no.5).
3) Mendeteksi jumlah dan waktu terjadinya *break*.
4) Seleksi variabel bebas yang masuk dalam model *autoregressive* perubahan struktur.
5) Menguji asumsi residual, yaitu asumsi *white noise* dengan uji Ljung-Box dan asumsi berdistribusi normal dengan uji *Jarque Bera* (JB).
6) Jika terdapat asumsi residual yang tidak terpenuhi, maka dilakukan pengecekan *outlier* dengan menggunakan sebaran tengah (deviasi kuartil). Jika terdapat outlier maka diatasi dengan menyertakan outlier terhadap model, oleh karenanya diperlukan tambahan beberapa variabel. Setiap variabel mewakili *outlier* yang akan disertakan dalam model. Variabel tersebut berupa variabel *dummy* yang bernilai 0 dan 1.
7) Melakukan peramalan menggunakan model terbaik yang diperoleh berdasarkan analisis sebelumnya.

4. PEMBAHASAN

4.1 Pemodelan ARIMA

Plot runtun waktu data IHK Umum Semarang menunjukkan kenaikan secara berkala pada januari 1994 sampai sekitar tahun 1998 kemudian disusul kenaikan yang signifikan pada pertengahan tahun 1998, dan nilai IHK terus mengalami kenaikan sampai akhir Desember 2010. Data memiliki bentuk tren yang menunjukan data tidak stasioner dalam *mean*, sehingga diperlukan uji statistik stasioneritas dalam *mean*, dalam hal ini menggunakan statistik ADF.



Gambar 1. Plot IHK Umum Semarang Tahun 1994-2010

Setelah dilakukan uji stasioneritas, diketahui model tidak stasioner dalam *mean* sehingga dilakukan pembedaan. Pengujian dengan statistik uji ADF menunjukkan model stasioner pada diferensi lag ke-1. Berdasarkan plot ACF dan PACF dapat dilihat orde ARIMA yang mungkin, selanjutnya yakni uji signifikansi parameter. Model yang memiliki parameter yang semuanya signifikan, residual tidak berkorelasi, serta residual yang *white noise*, maka dimasukkan kedalam pemilihan model terbaik berdasarkan prinsip parsimoni (melibatkan parameter sedikit mungkin) dan nilai AIC terkecil, diperoleh yakni ARIMA (1,1,0) dengan AIC = 465,49.

4.2 Deteksi Perubahan Struktur

Setelah mendapatkan model terbaik, yaitu ARIMA (1,1,0) atau dapat ditulis ARI(1,1), langkah selanjutnya adalah melakukan uji perubahan struktur dengan menggunakan sup$F$, dengan model ARI(1,1), diperoleh nilai statistik sup$F$ yaitu sebesar 23,42 dan p-*value* = 0,00. Dengan α(=5%), sup$F$ (=23,42) > QLR_{tabel} (=4,71) dan P-*value* (=0,00) < α maka H_0 ditolak, yang artinya ada $\delta_i \neq 0$. Hal tersebut menunjukan adanya perubahan struktur pada data.

4.3 Identifikasi Jumlah dan Waktu *Breaks* Pada Data IHK Umum Kota Semarang

Hasil komputasi R dengan *trimming h*=15% menunjukkan jumlah BIC terkecil terdapat pada *m*=2, sehingga titik patahan (*breakpoint*) yang dimiliki oleh data IHK Umum Kota Semarang berjumlah 2 buah. Taksiran waktu *breaks* adalah berdasarkan argumen minimum dari $RSS(T_1, \dots, T_m)$, diperoleh yakni pada T_1=47, dan T_2=79. Hal ini menandakan terjadinya patahan adalah pada saat *t*=47 bertepatan dengan Januari 1998 saat terjadi krisis moneter, dan *t*=79 bertepatan dengan September 2000 saat kenaikan tarif angkutan per 1 September 2000. Titik-titik tersebut merupakan nilai akhir dari suatu segmen.

4.4 Pemilihan Variabel Bebas Pada Model *Autoregressive Structural Change*

Berikutnya dalam analisis perubahan struktur adalah penentuan variabel bebas. Persamaan *Autoregressive* yang diperoleh dengan membagi data menjadi 3 segmen adalah sebagai berikut:

1. t= 1, ..., 47
   X_t= -0,64 + 1,69 X_{t-1} - 0,66 X_{t-2} +ε_t.
2. t= 48, ..., 79
   X_t= 8,5 + 0,79 X_{t-1}+ 0,04X_{t-2} +ε_t.
3. t= 80, ..., 202
   X_t= 0,54 + 1,13 X_{t-1} - 0,13X_{t-2} +ε_t.

Berdasarkan estimasi parameter hasil pengujian statistik *t* dengan α=5% adalah sebagai berikut:

Model segmen I menunjukkan β_0, β_1, β_2 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,08; 0,00; dan 0,00. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* β_0> α yang berarti menerima H_0, sedangkan β_1 dan β_2 memiliki P*value* < α yang artinya menolak H_0. Hal tersebut memiliki arti β_0 tidak signifikan terhadap model, sedangkan β_1 dan β_2 signifikan terhadap model.

Model segmen II menunjukkan β_0, β_1, β_2 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,00; 0,00; dan 0,80. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* β_0 dan β_1< α yang berarti menolak H_0, sedangkan β_2 memiliki P*value* > α yang artinya menerima H_0. Hal tersebut memiliki arti β_0 dan β_1 signifikan terhadap model, sedangkan β_2 tidak signifikan terhadap model.

Model segmen III menunjukkan β_0, β_1, β_2 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,07; 0,00; dan 0,16. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* β_0 dan $\beta_2 > \alpha$ yang berarti menerima H_0, sedangkan β_1 memiliki P*value* $< \alpha$ yang artinya menolak H_0. Hal tersebut memiliki arti β_0 dan β_2 tidak signifikan terhadap model, sedangkan β_1 signifikan terhadap model.

Estimasi parameter menunjukkan masih terdapat variabel-variabel yang belum signifikan terhadap model *Autoregressive Structural Change*. Seleksi tahap selanjutnya berdasarkan metode *backward* yaitu eliminasi koefisien yang memiliki *p-value* tertinggi yakni sebagai berikut:

1. $X_t = 1{,}74\ X_{t-1} - 0{,}74\ X_{t-2} + \varepsilon_t$.

Model segmen I menunjukkan parameter β_1, β_2 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,00 dan 0,00. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* > α yang berarti menolak H_0, sehingga semua signifikan terhadap model.

2. $X_t = 8{,}26 + 0{,}83\ X_{t-1} + \varepsilon_t$.

Model segmen II menunjukkan parameter β_0, β_1 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,00 dan 0,00. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* > α yang berarti menolak H_0, sehingga semua signifikan terhadap model.

3. $X_t = 0{,}60 + 1{,}00\ X_{t-1} + \varepsilon_t$.

Model segmen III menunjukkan parameter β_0, β_1 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,00 dan 0,04. Hal tersebut menunjukkan bahwa P*value* > α yang berarti menolak H_0, sehingga semua signifikan terhadap model.

4.5 Uji Diagnostik Residual Model *Autoregressive Structural Change*

4.5.1 Uji Korelasi Residual Antar Lag

Semua parameter variabel bebas signifikan terhadap model *Autoregressive Structural Change*, langkah selanjutnya adalah uji diagnostik residual. Berdasarkan hasil uji korelasi residual dengan statistik uji *Ljung-Box* model segmen I pada lag ke-24 dan 36 memiliki P*value* yakni 0,15 dan 0,39, model segmen II lag ke-12 dan 24 memiliki P*value* yakni 0,89 dan 0,90, serta model segmen III lag ke-24, 36 dan 48 memiliki P*value* yakni 0,53; 0,41; dan 0,57. Semua nilai p-*value* > α (=5%) yang artinya menerima H_o. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa ketiga model tidak mengandung korelasi residual antar lag sehingga model dapat dikatakan model sesuai.

4.5.2 Uji Residual Berdistribusi Normal

Uji residual berdistribusi normal dalam penelitian ini menggunakan *Jarque Bera* (JB *test*) dengan signifikansi α=5%. Model segmen I memiliki P*value* yakni 0,16 dan model segmen II yakni 0,79 artinya menunjukkan keputusan menerima H_0 yang artinya residual segmen I dan II berdistribusi normal. Pada model segmen III memiliki Pvalue 0,00, hal tersebut menunjukkan keputusan menolak H_o, artinya residual model segmen III tidak berdistribusi normal.

4.6 Deteksi *Outlier* dan Pemodelan *Outlier Free Series*

Karena residual segmen III tidak berdistribusi normal, maka diperlukan upaya khusus untuk mengatasinya, salah satunya yakni dengan mencari penyebab ketidaknormalan data seperti keberadaan *outlier*. Oleh karena itu langkah selanjutnya yaitu mendeteksi keberadaan *outlier* pada residual segmen III. Pendeteksian *outlier* dengan menggunakan nilai sebaran tengah (deviasi kuartil) yaitu terdapat 5 titik. Adanya outlier yang terjadi model segmen III ini bertepatan dengan kejadian-kejadian ekonomi, e_{105} yaitu pada t=105 terjadi pada bulan November 2002 yang bertepatan dengan tragedi bom Bali, e_{133} yaitu t=133 terjadi pada Maret 2005 yaitu bertepatan dengan kenaikan harga BBM, e_{140} yaitu t=140 terjadi pada Oktober 2005 yang bertepatan juga dengan kenaikan harga BBM, e_{172} yaitu pada t=172, bulan Juni 2008 bertepatan dengan krisis keuangan global, sedangkan e_{197}, t=197, Juli 2010, pada saat itu terjadi kenaikan bahan-bahan pokok makanan akibat curah hujan yang tinggi.

Ketidaknormalan model segmen III dipengaruhi oleh keberadaan outlier pada residual, hal ini dapat diatasi dengan persamaan *outlier-free series* sebagai berikut:

1. Model *Outlier Free Series* dengan *outlier* residual e_{105}=1,28, yaitu:

$$X_t = 0{,}55 + 1{,}00\ X_{t-1} + 1{,}30\ x_1(t) + \varepsilon_t$$

$$x_1(t)=\begin{cases}1, & t=105\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil uji signifikansi parameter, variabel β_0, β_1, dan λ_1 memiliki p*value* 0,06; 0,00; dan 0,10. Dengan α=5% yang menunjukkan keputusan menolak H_0 adalah variabel β_1, sedangkan variabel β_0 dan dummy *outlier* λ_1 menerima H_0 yang artinya hanya variabel β_1 yang signifikan terhadap model, oleh karena itu dilakukan metode *stepwise* untuk seleksi variabel dummy *outlier* λ agar semua variabel signifikan terhadap model segmen III.

2. Model *Outlier Free Series* dengan *outlier* residual e_{105} dan e_{133} yaitu:

$$X_t = 0{,}52+1{,}00\ X_{t-1}+1{,}31\ x_1(t)+1{,}36\ x_2(t)+\varepsilon_t$$

$$x_1(t)=\begin{cases}1, & t=105\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_2(t)=\begin{cases}1, & t=133\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil uji signifikansi parameter, variabel β_0, β_1, $\lambda_1$dan λ_2 memiliki P*value* 0,07; 0,00; 0,09; dan 0,08. Dengan α=5% yang menunjukkan keputusan menolak H_0 adalah variabel β_1, sedangkan variabel β_0 dan dummy *outlier* λ_1 dan λ_2 menerima H_0 yang artinya hanya variabel β_1 yang signifikan terhadap model, oleh karena itu dilakukan seleksi variabel dummy *outlier* λ agar semua variabel signifikan terhadap model segmen III.

3. Model *Outlier Free Series* dengan *outlier* residual e_{105} , e_{133}, dan e_{140} yaitu:

$$X_t = 0{,}42+1{,}00\ X_{t-1}+1{,}38\ x_1(t)+1{,}42x_2(t)+6{,}31\ x_3(t)+\varepsilon_t$$

$$x_1(t)=\begin{cases}1, & t=105\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_2(t)=\begin{cases}1, & t=133\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_3(t)=\begin{cases}1, & t=140\\ 0\ , & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil uji signifikansi parameter, variabel β_0, β_1, λ_1, λ_2 dan λ_3 memiliki P*value* 0,03; 0,00; 0,01; 0,01 dan 0,00. Dengan α=5% semua variabel menunjukkan keputusan menolak H_0 yang artinya semua variabel (β_0 , β_1, dummy *outlier* λ_1, λ_2, dan λ_3) signifikan terhadap model.

4. Model *Outlier Free Series* dengan *outlier* residual e_{105} , e_{133}, e_{140}, dan e_{172} yaitu:

$$X_t = 0{,}46+1{,}00\ X_{t-1}+1{,}39\ x_1(t)+1{,}43\ x_2(t)+6{,}32\ x_3(t)+2{,}03\ x_4(t)+\varepsilon_t$$

$$x_1(t)=\begin{cases}1, & t=105\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_2(t)=\begin{cases}1, & t=133\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_3(t)=\begin{cases}1, & t=140\\ 0\ , & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_4(t)=\begin{cases}1, & t=172\\ 0\ , & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil uji signifikansi parameter, variabel β_0, β_1, λ_1, λ_2, λ_3 dan λ_4 memiliki P*value* berturut-turut yakni 0,01; 0,00; 0,01; 0,00; 0,00 dan 0,00. Dengan α=5% semua variabel menunjukkan keputusan menolak H_0 yang artinya semua variabel (β_0 , β_1, dummy *outlier* λ_1, λ_2, λ_3, dan λ_4) signifikan terhadap model.

5. Model *Outlier Free Series* dengan *outlier* residual e_{105} , e_{133}, e_{140}, e_{172} dan e_{197}

$$X_t = 0{,}53+0{,}99\ X_{t-1}+1{,}37\ x_1(t)+1{,}44\ x_2(t)+6{,}33\ x_3(t)+2{,}06\ x_4(t)+1{,}57\ x_5(t)+\varepsilon_t$$

$$x_1(t)=\begin{cases}1, & t=105\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_2(t)=\begin{cases}1, & t=133\\ 0, & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_3(t)=\begin{cases}1, & t=140\\ 0\ , & t=\text{yang lainnya}\end{cases}$$

$$x_4(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=172}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$
$$x_5(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=197}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil uji signifikansi parameter, variabel β_0, β_1, λ_1, λ_2, λ_3 λ_4, dan λ_5 memiliki P*value* 0,00; 0,00; 0,00; 0,00; 0,00; 0,00 dan 0,00 Semua variabel menunjukkan keputusan menolak H_0 ditolak yang artinya semua variabel (β_0 , β_1, dummy *outlier* λ_1, λ_2, λ_3, λ_4, dan λ_5) signifikan terhadap model. Pemilihan model *Outlier Free Series* adalah yang memiliki semua parameter signifikan dan *residual standard error* terkecil, yaitu model *Outlier Free Series* dengan variabel dummy *outlier* residual e_{105} , e_{133}, e_{140}, e_{172} dan e_{197} .

Langkah selanjutnya adalah pengujian normalitas *Jarque - Bera Normalality Test* pada model segmen III. Hasil uji menyatakan bahwa nilai statistik *Jarque – Bera* adalah 1,08 dan p-*value* 0,58. Nilai p-*value* tersebut lebih besar dari α (5%) dan statistik *Jarque – Bera* < $\chi^2_{(5\%,2)}$ (=5,99). Hal tersebut menunjukkan H_0 diterima yang artinya residual model berdistribusi normal. Hal tersebut menunjukkan model segmen III awalnya tidak berdistribusi normal, namun dengan upaya deteksi outlier dan menyertakan outlier tersebut sebagai variabel dummy ke dalam model menjadikan residual model berdistribusi normal.

Selanjutnya, untuk mengetahui apakah residual terdapat korelasi residual diperlukan uji korelasi *Ljung-Box* . Hasil uji korelasi *Ljung-Box* pada taraf signifikansi α =5% menyatakan semua nilai p-*value* lag ke-24, 36 dan 48 yakni 0,26; 0,69; dan 0,53 yang ketiga nilai P*value* > α artinya menerima H_o . Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa model tidak mengandung korelasi residual antar lag sehingga dapat dikatakan model *Outlier Free Series* segmen III sesuai.

4.7 Peramalan Nilai Indeks Harga Konsumen Kota Semarang

Permodelan dengan menggunakan *Autoregressive Structural Change* menghasilkan residual yang memenuhi asumsi normalitas, pada model segmen I dan II, sedangkan model segmen III memenuhi asumsi kenormalan setelah dilakukan penambahan variabel dummy pada saat terjadinya *outlier* tersebut (*Outlier Free Series*). Model akhir *Autoregressive Structural Change* adalah sebagai berikut:

1. Model segmen I terjadi pada awal tahun 1994 sampai dengan Januari 1998 yakni:
$$X_t= 1{,}74\ X_{t-1} – 0{,}74\ X_{t-2} +\varepsilon_t.$$
2. Model segmen II terjadi pada Februari 1998 sampai dengan September 2000 yakni:
$$X_t= 8{,}26 + 0{,}83\ X_{t-1} +\varepsilon_t.$$
3. Model segmen III terjadi pada Oktober 2000 sampai dengan Desember 2010 yakni:
$$X_t = 0{,}53 + 0{,}99\ X_{t-1} + 1{,}37\ x_1(t) + 1{,}44\ x_2(t)+6{,}33\ x_3(t) + 2{,}06\ x_4(t)+ 1{,}57\ x_5(t) + \varepsilon_t$$
$$x_1(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=105}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$
$$x_2(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=133}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$
$$x_3(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=140}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$
$$x_4(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=172}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$
$$x_5(\text{t})=\begin{cases}1, & \text{t=197}\\ 0, & \text{t=yang lainnya}\end{cases}$$

Hasil peramalan triwulan kedepan tidak jauh berbeda dengan nilai aktual sebagaimana pada tabel berikut:

Tabel 1. Hasil Peramalan Data IHK Umum Kota Semarang

Bulan ke-/Tahun	Forecast	Interval Batas Bawah 95%	Interval Batas Atas 95%	Nilai Aktual	Error
1/2011	124,726	123,13	126,323	125,26	0,53

2/2011	125,321	123,063	127,578	125,11	-0,21
3/2011	125,915	123,15	128,681	124,97	-0,95

5. KESIMPULAN

1. Model *autoregressive structural change* mendeteksi adanya perubahan struktur dalam kurun waktu 19 tahun, yakni 2 *breakpoints*, yang berarti terdapat 3 segmen waktu. Kedua breakpoints terjadi pada data ke-47 dan 79. Perubahan struktur pada IHK disebabkan oleh kondisi ekonomi nasional, dalam kasus ini pada Januari 1998 bertepatan dengan krisis moneter tahun 1998 dan kedua yaitu pada September 2000 bertepatan pada kenaikan tarif angkutan per 1 September 2000.
2. Hasil peramalan menunjukan data yang tidak jauh berbeda dengan nilai aktual.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] Bappeda dan BPS. 2011. *Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Kota Semarang 2009/2010*. Badan Perencanaan Pembangunan Daerah dan Badan Pusat Statistik Kota Semarang. Semarang.

[2] Chow, G.C. 1960. *Tests Of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions*. Journal of Econometrica, 28, hal. 591-605.

[3] Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics.* 4th Edition. Mc Graw Hill. New York.

[4] Mauludiyanto. 2009. *Pemodelan ARIMA dan Deteksi Outlier Data Curah Hujan Sebagai Evaluasi Sistem Radio Gelombang Milimeter*. Jurnal Teknik Informasi, vol.7, 3, hal. 109–114.

[5] Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Andi. Yogyakarta

[6] Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Materi Pokok UT Karunika. Jakarta.

[7] Stock, J.H. dan Watson, M.W. 2003. *Introduction to Econometrics*. Addison-Wesley. Canada.

[8] Sungkawa, I. 2009. *Pendeteksian Pencilan (Outlier) dan Residual Pada Regresi Linier*. Informatika Pertanian, vol. 18, no.2, hal 100.

[9] Tai, C. dan Chong, L. 2001. *Structural Change in AR(1) Models*. Econometric Theory, 17, hal.87-155. Cambridge University Press. USA.

[10] Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Inc.Canada.

[11] Widarjono, A. 2007. *Ekonometrika : Teori dan Aplikasi*. Edisi Kedua. Ekononisia. Yogyakarta.

[12] Zeileis, A., Leisch, F., Hornik, K., dan Kleiber, C. 2002. *strucchange: An R Package for Testing for Structural Change in Linear Regression Models*. Journal of Statistical Software, 7, Issue 2, 1-38.

[13] Zeileis, A., Kleiber, C., Kramer, dan Hornik, K. 2003. *Testing and Dating of Structural Changes in Practice*. Journal of Computational Statistics & Data Analysis, 44, hal. 1–2, 109–123.